

TOKYO  
UNIVERSITY  
OF  
INFORMATION  
SCIENCES

# 東京情報大学 研究論集

Vol.5 No.1 抜刷

## 特 集

### 東京情報大学ハイテクリサーチセンター国際シンポジウム

- |   |   |                       |    |
|---|---|-----------------------|----|
| 石井 健一郎  | 人に近づくコンピュータ   | 人間を知り、人間に迫る           | 1  |
| 木ノ内康夫、小沼利光、石橋英水、田村祐一、松本直樹、佐生智一、稲林昌二                             | イメージ間の反応に基づく情報処理系の構成  | イメージで考えるコンピュータの実現に向けて | 9  |
| 山崎和子  | 動的環境へのエージェントの適応   |                       | 23 |
| 水谷正大、大森貴博、来住伸子、小川貴英   | 検索エンジンを利用した日本語Webページ数の統計的推定の研究  |                       | 33 |
| 井関文一、小畑秀文、大松広伸、柿沼龍太郎  | 胸部CT画像からの肺野内3次元構造の抽出  |                       | 47 |
| 田子島一郎、増田文夫、武井敦夫、原慶太郎、岡本眞一、田中ちえ、白川泰樹                             | 全球域3次元拡散モデルを用いた大気中の微量粒子の発生地域特定のための研究  |                       | 57 |
| Shin'ichi Okamoto, Keitarou Hara, Atsuo Takei, and Fumio Masuda | A Study on Numerical Methods for Air Quality Simulation                                     |                       | 65 |
| Shin'ichi Okamoto, Keitarou Hara, Fumio Masuda, and Atsuo Takei | A Study on the Atmospheric Dispersion over Complex Terrain                                  |                       | 73 |
| N.W.Harvey and V.Chantawong                                     | Adsorption of Heavy Metals by Ballclay :<br>their Competition and Selectivity               |                       | 79 |
| A.Wangkiat, H.Garivait, N.W.Harvey, and S.Okamoto               | Application of CMB <sub>s</sub> Model for Source Apportionment in Bangkok Metropolitan Area |                       | 87 |

東京情報大学  
2001.8

# 動的環境へのエージェントの適応

山崎 和子\*

## Abstract

動的環境へのエージェントの適応について以下の2つの方向からアプローチを行なう。

前半は、動的環境下での進化学習システム、ダーウィン型とラマルク型集団の適応の差についての研究を述べる。

次に、その研究の中で生じた疑問を解決するため、後半は、動的環境下での進化システム、長期的あるいは短期的視野で適応といった、適応の仕方のオプションを含んだ適応の方法を提案する。

そして最後に、動的環境への適応の問題を研究するには、入口（どのような環境の持続的な性質に対して適応するのか）と出口（どのような適応の仕方を望むのか）を定めて、議論しなければいけないということを主張する。

## 1. はじめに

一般に、生物の集団では、2つの異なったレベルの適応が平行して営まれている。1つはエージェントレベルの適応（学習）でエージェントの生涯のうちに Rowe らが行われ、もう1つは集団レベルの適応（進化）で生物の歴史にわたり行われている。

また、我々人間には、保守的な態度をとる人と急進的な人がいる。場合によって、長期的見方に立って行動するか、短期的見方に立つか、選択を行っている。また、安全重視の人、リスクをとってハイリターンを求める人、流れに乗る人、逆らう人がいる。これらの区別は「外部環境が変化する時、どのように適応するのか？」の区別である。これらが、非常に日常的であるということは、動的な環境への適応の重要性を示す。

しかし、学習系、進化系それぞれ1つずつとってみても、動的な環境下での研究は少ない。

## 2. 進化学習システム

### 2.1 佐々木、所[3][4]の仕事に対する疑問

学習進化システムの動的環境下での研究としてはニューラルネットワークと進化を扱った佐々木、所[3][4]がある。これらの研究では、「ダーウィン型の集団の方が、静的環境下では効率的なラマルク型の集団よりも環境の変動に対して安定した挙動を示す。動的特性の強い環境では、「うまく学習できる」特性が遺伝していくボードウィン効果による間接的な機構の方が重要な役割を持つ」などが述べられている。それに対して、我々は、次のような問題意識を持った。

Darwin

Lamarck

## 連続値関数モデル

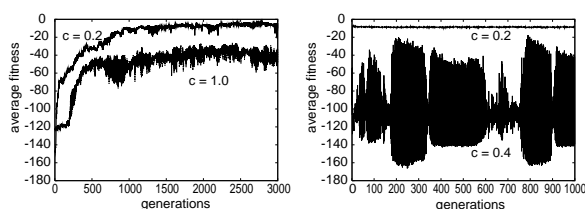


Figure 1 : 環境変化の大きさと適応度

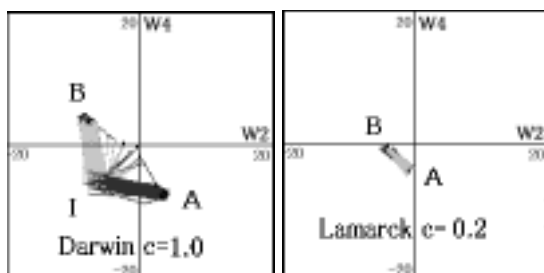


Figure 2 : 適応空間内の軌跡

## 餌と毒モデル

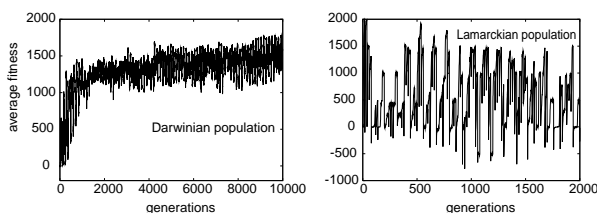


Figure 3 : 適応度

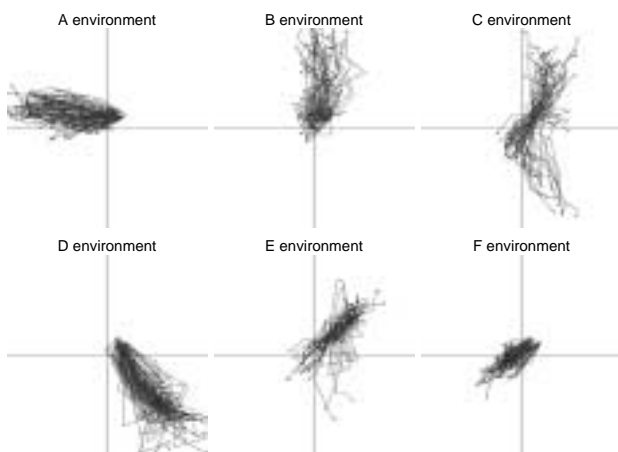


Figure 4 : ダーウィン型適応空間内の軌跡

「うまく学習できる」特性とは、適応空間上で、何を意味するのか。

静的な環境から、動的な環境へ順次変えて実験を行った時、ラマルク型からダーウィン型への優位性の交代はどのようにおこるのか。

## 2.2 ダーウィンとラマルク型集団の適応の違い

我々は、そのために、環境を連続的に、無限個の状態に変化させることができ、しかも適応空間上の考察を可能にするため、なるだけ、適応空間の次元の低いモデルを考え、実験を行なうことにした。また、モデルが一般性を持つように、もっともよく使われる、学習法、進化の方法を用いることにした。それで、1 入力層、2 中間層、1 出力層の階層型ニューラルネットワークで、連続値の関数を誤差伝搬法により学習し、実数値の遺伝アルゴリズムMontana [2] により進化する「連続値関数モデル」を作り実験を行った。Fig.1

また、佐々木、所 [3][4] と同様の、ニューラルネットワークで誤差伝搬法で学習し、実数値の遺伝アルゴリズムにより進化する「餌と毒モデル」でも実験を行なった。Fig.3

また、実験の結果がニューラルネットワークや実数値の遺伝アルゴリズムによらないことを示すため、単純な山登り学習をし、バイナリー値の遺伝アルゴリズムにより進化する「単純山登り学習モデル」を作り実験を行なった。Fig.5

そして、適応空間内で、個々のagentが学習した軌跡を描くことにより、Fig.2, Fig.4, Fig.6, これらのモデルで、ダーウィン型とラマルク型集団の差が生じるメカニズムを簡潔に説明した。キーは、

## 単純山登り学習モデル

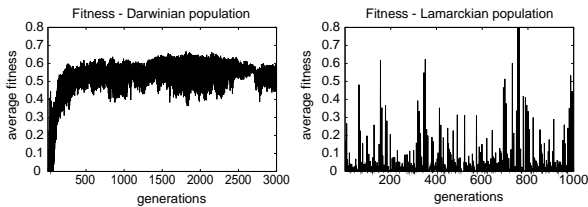


Figure 5 : 適応度

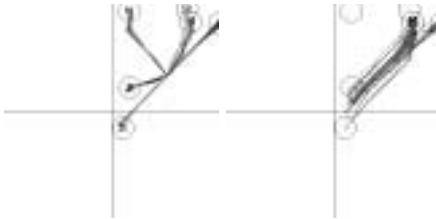


Figure 6 : 適応空間内の軌跡

適応空間の次元が大きいことである。Fig.7

つまり、適応空間（重み空間）内で、学習により、ダーウィン型集団では、親から遺伝した重みの値を中心として、 $n$ 次元球の表面へ向かって放射状の運動が起こる。一方、ラマルク型集団では、往復運動をする。したがって、異なる環境いずれにも山登りの学習で適応できるための条件は、

ダーウィン型集団	存在領域の体積 $< (2^n)^n$
ラマルク型集団	存在領域の体積 $< n^n$

という大きさの体積のなかに、異なる環境の適応状態が分布していることである。この2つの限界体積の比は一般的な $n$ の値で、膨大な数になる。

また、これらの適応の特徴を以下のように示した。

我々が実験をした3つのモデルで、次に述べるような条件を必要条件として、ダーウィン型集団はラマルク型集団に比べて、大きな環境変化に適応することができる。

1. 環境変化のタイムスケールが、学習のタイムスケールと進化のタイムスケールの中間にある。
2. 変化する複数の環境の適応点が、適応空間内の一定の大きさの領域内に留まっている。

したがって、このダーウィン型集団の適応可能領域は、適応空間の他にもう1つの軸として、タイムスケールを加えて考えると解り易い。Fig.8 は、我々の3つのモデルの実験結果から推測される、ダーウィン型集団の適応可能領域を図示したものである。

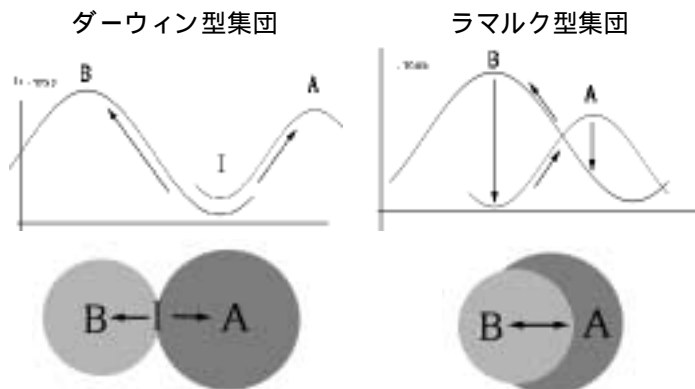


Figure 7 : 適応のメカニズム

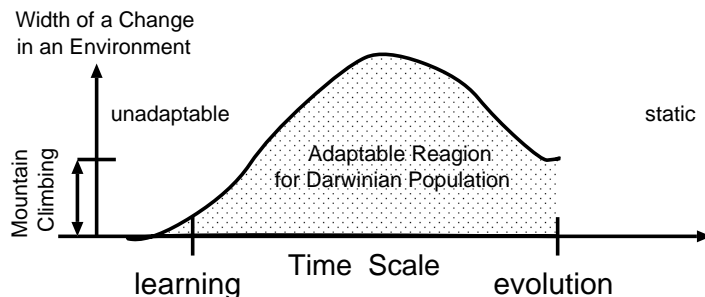


Figure 8 : ダーウィン型集団が安定した適応をするタイムスケール

### 3. 新たな疑問

またこの研究の中で、次のような疑問が生まれた。学習と進化の中間のタイムスケールで環境が変化する時、ダーウィン集団は、選択のやり方の違いで、異なるふるまいをする。

【絶対尺度】適応度比例選択の時

異なる環境に安定して適応を続ける。

【相対尺度】ランキング選択 適応度比例 + スケーリング選択の時しだいに 1 つの環境には適応するが、他の環境には適応しない状態へと推移していく。

そして、この原因を以下のように推測した。進化計算は、原始的生物をモデルとして作られたため、適応度は全くテンポラリーな値である。したがって、【相対尺度】の場合、適応しない環境があっても、「赤信号みんなで渡れば恐くない。」のような状態が生じ、結果的に適応したのと同じ効果をもたらすためであると推測される。

このように、進化の速度が環境変化の速度よりも遅く、環境変化に追従できない時には、必ずどのように適応するのかの選択をする必要性が生じる。

### 4. 進化システム

Dynamic pareto optimum GA

#### 4.1 多目的最適化との類似と新しい方法の提案

表1 のように、動的環境への適応では、時間の進行とともに異なる適応度（目的関数）が現れるものであるのに対し、多目的最適化では、ある 1 つの時刻に異なる適応度（目的関数）が存在するものである。環境変化のタイムスケールが速くなれば、状況は、多目的最適化と同様になる。したがって、多目的最適化で行なわれているように、パレート最適集団を求め、その後、どのように適応するかを選択するのが、この問題にたいする 1 つの正当な方法であると考えられる。

そのために、通常のように染色体や遺伝子そのものを記憶しておくのではなく、次のような記憶を用意した。Fig.9

「各エージェントは、遺伝子の他に適応度の時系列を持つ。エージェントは各世代の適応度をその時系列に記憶する。」

#### 4.2 Dynamic pareto optimum GA

次に、これらを、実践するために、パレート最適集団を利用したGA のアルゴリズムと、実験の結果を示す。

上で述べたように、各エージェントは、遺伝子の他に適応度の時系列を持つ。Fig.9. 適応度の時系列を記憶するためには、各エージェントは数世代生き残らなければいけない。

そのために以下のような方法を用いる。

各世代、20% のエージェントのみが、子供といれかわる。

各エージェントはローカルサーチをしても、そのアイデンティティを失わない。(同じエージェントとして、時系列を記録し続ける。)

アルゴリズムは以下のようなものである。

$t=0$

1. ローカルサーチをし、適応度を評価する。
2. もし  $t = n$  ならば、各エージェントは、現在の適応度を記録する。
3. 集団の中の好むような適応をするエージェントの適応度を検査し、利用する。
4. パレート最適性により、エージェントのランクづけを行う。
5. 各エージェントのランクに対し、表現型空間の距離によるシェアリングを行う。
6. ランキングを行う。
7. 集団の20% を選択し、再生、交差、突然変異を行う。
8. 集団の1% をランダムに初期化する。

9.  $t=t+1$  Return 1

ここで、パレート最適性は以下のようにして求める。

$f_t$  を時刻  $t$  の適応度、 $F$  を記憶の周期として、 $F \notin \{f_1, f_2, f_3, \dots\}$  を多目的最適化の目的関数とみなす。表1通常の多目的最適化と異なっていて、各個人の記憶の長さは等しくない。それで、各個人をその年齢により数個のグループに分け、そのグループ内のすべてのエージェントの組で、支配被支配関係を以下のようにして定める。(比較は年齢の低いエージェントの時系列の長さにあわせて行う。

Table 1: 動的環境への適応と多目的最適化の比較

動的環境への適応 → 時間軸	多目的最適化 → 時間軸
$f_T, f_{2T}, f_{3T}, f_{4T}, f_{5T}$	$f_1$ $f_2$ $f_3$ $f_4$ $f_5$

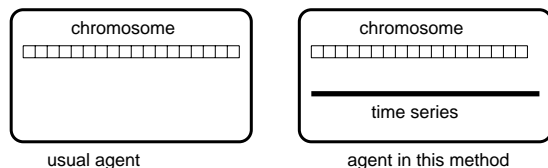


Figure 9 : 遺伝子と適応度の時系列を持つ各エージェント

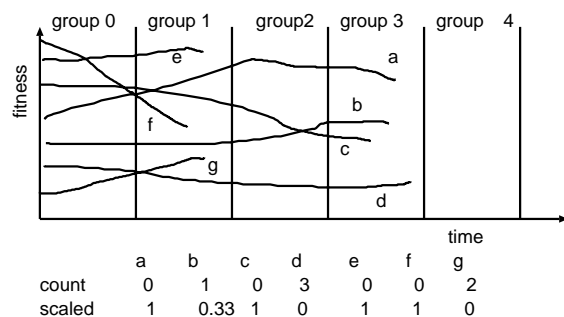


Figure 10 : どのようにして支配被支配関係を定めるか

エージェントAがエージェントBを支配するとは:すべての世代でAの適応度 $\geq$  Bの適応度 1 つ以上の世代でAの適応度 $>$  Bの適応度 エージェントAを支配するエージェントの数をエージェントAのランクとし、グループごとに0 から1 にスケールする。Fig.10 はどのようにしてエージェントのランクを決めるかを表す。

また、得られたパレート最適集団の中から今回は次のようなエージェントの適応度を3の検査のステップで抽出した。

Current best: 現在の適応度が最高であるエージェント

Average best : 適応度の時系列平均が最高であるエージェント

Maximum best : 時系列中の適応度の最高値が最高であるエージェント

Minimum best : 時系列中の適応度の最低値が最高であるエージェント

### 4.3 実験とその結果

このモデルは環境にトレードオフがある時、安定的解を望むのか、射幸的な解を望むのかなどのオプションで、はっきりとした違いがでる。モデルはJ.Brankeのテスト関数を用い、ピークの高さとその高さを保つ持続時間に負の相関のあるようなシミュレーションを行った。

Table 2: 実験の結果

	average	maximum	minimum
average best	48.12	58.57	7.03
maximum best	36.50	70.25	1.00
minimum best	38.73	46.38	26.7
current best	43.72	62.75	8.17

Fig.11 Fig.12 Fig.13

500ステップから3000 ステップまでの平均値をTable 2に示す。

## 5. 動的な環境への適応とは？

### 5.1 入口：動的環境の持続的性質

静的環境では、適応空間の中の最大適応度の値へ、無限の時間を使えば原理的には到達可能で適応の意味は最大ピークへの到達ということで明確である。(1) 動的環境では、全くランダムに飛び回っているピークへの適応は、ランダムに初期化した状態が平均的に一番適応度が高いのは明らかで、このような環境への適応を考えるのは無意味である。

それで、過去、(2) ナップザック問題、巡回セールスマン問題、スケジューリングなどのバイナリー値の問題では、パラメータのわずかな変化で最適値が全く異なる値に飛ぶ可能性があるため、周期的な変動のみしか扱う方法がないとされ、連続的に最適値が変化するテスト関数が数名より提案された。しかし、私は(1)の帰結は(2)ではなく、動的環境への適応は環境に持続的な何か性質があって初めて可能になり、適応の標的は最大ピークではなく、環境の持続的な性質そのものが適応の標的となると考える。環境の持続的な性質には、次のようなものが考えられる。

#### 1. 過去の環境が再現される [ 再現性 ]

この中には次のような環境が含まれる。

周期的にパラメータを変化させたナップザック問題 ( 適応空間の遠方へ周期的に飛ぶ )

適応空間内のピークの高さが上限と下限の間で上下する。

適応空間内のピークの幅が上限と下限の間で変化する。

このような環境に一般に有用なアルゴリズムは、メモリーを利用するものであることは明らかである。

## 2. 環境の1 回の変化が小さい [ 連続性 ]

この中には、適応空間が連続的でピークが移動するような環境が含まれる。

このような環境に一般に有用なアルゴリズムは、適応空間（表現形）の近傍を探索するオペレーターを持つものが考えられる。

## 3. 環境の変化の頻度が小さい [ 希少性 ]

ピークが全くランダムに適応空間を飛び回るものでも、その頻度が小さければ、適応することができる。ピークがランダムに飛ぶものなら、多様性を発現または維持するアルゴリズムが有用である。

## 5.2 出口：どのように適応するか

現在までの仕事の多くは、環境変化に対し、その環境変化にどうやってよく追従するかという問題に止まっている。しかし、環境変化に追従すると、次の環境に変化がおきた場合、適応度の急激な低下が起こり、そこで始めて新たな環境に対する進化が始まる。しかし、現実の世界にはこの急激な適応度の低下が好まし

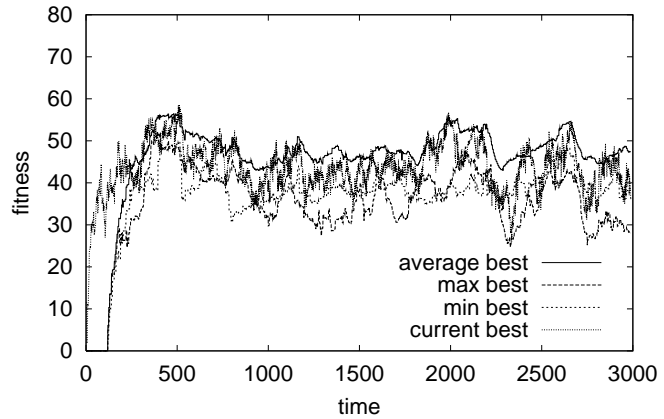


Figure 11 : the average fitness values over agent's time series

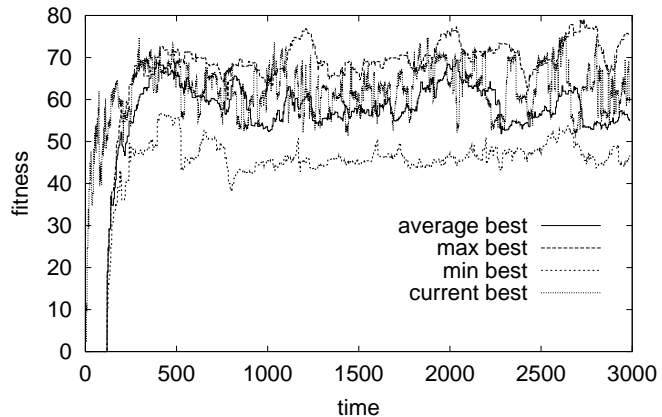


Figure 12 : the maximum fitness values over agent's time series

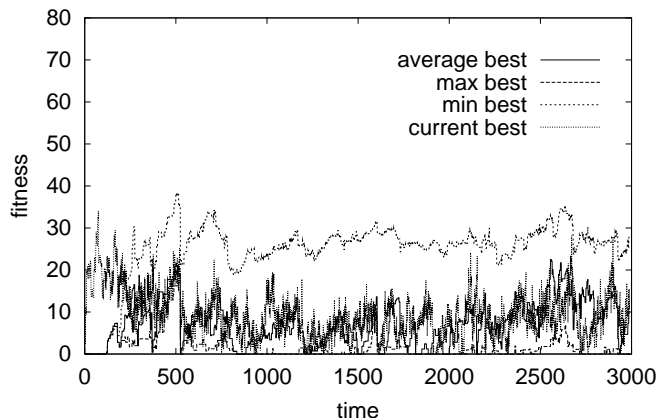


Figure 13 : the average fitness values over agent's time series



くない問題もある。また、追従できないような速いタイムスケールの問題もある。そのような問題に対しては、いわゆる、保守的あるいは長期的見方に立った行動を行い、短期的環境変化に対しては追従しないという適応の方法が可能である。つまり、そこには、多目的最適化と同様な状況が生じ、「複数の環境（時間変化とともに現れる）に、どのように適応するか」という、「もう一つの自由度、オプション」を考慮する必要性が生じる。提案手法のDynamic pareto optimum GA は、この「どのように適応するか」の選択を可能にする。

### 5.3 動的環境への適応問題の定義

前2つのサブセクションで議論したことをまとめると、動的環境への適応問題は、ただ単に、適応のアルゴリズムや計算方法だけで単独に議論できる種類の問題ではないということである。どのような性質が持続している環境に対して（入口）、どのように適応させたいか（出口）を定めて、初めて問題として議論できる。つまり、動的最適化の問題は、どのように動く環境（縦軸）と、どのように適応させていくか（横軸）をもつ、テーブルに様々な最適化の方法を穴埋めしていくことだということを主張する。

## 6. 謝辞

本研究にあたり、東京情報大学情報学科のみなさんには貴重なアドバイスや種々の側面的ご援助をいただきました。ここに感謝の意を表します。本研究は、ハイテクリサーチセンターと東京情報大学共同研究予算の援助を受けました。

## References

- [ 1 ] Belew,RK. and Mitchell,M.: Adaptive Individuals In Evolving Populations *Santa Fe Institute* Vol. XXVI (1996).
- [ 2 ] Montana,D.J. and Davis,L.: Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms *Proceedings of the 11th International Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-89)*,(1989),pp. 762-767.
- [ 3 ] 佐々木貴宏, 所真理雄: 進化的エージェント集団の動的環境への適応、コンピュータソフトウェア、Vol. 14, No. 4 (1997)、pp. 33-46。
- [ 4 ] Sasaki,T. and Tokoro,M.: Adaptation toward changing environments,Why darwinian in nature?, *In 4th European Conference on Artificial Life*,(1997),pp. 145-153.
- [ 5 ] 山崎和子 and 関口益昭: 動的環境下での進化学習システムの特徴と適応のメカニズム、マルチエージェント協調計算ワークショップオンラインプロシーディング(1999) (ソフトウェア科会)
- [ 6 ] 山崎和子 and 関口益昭: 進化学習システムの動的環境における様々な適応メカニズムの発現、電子情報通信学会技術研究報告信学技法Vol. 99 No. 534(2000)、pp. 77-84。
- [ 7 ] Yamasaki,K. and Sekiguchi,M.: The Clear Explanation of Dierent Adaptive Behaviors between Darwinian Population and Lamarckian Population in the Changing Environment *Proceedings Of the Fifth International Symposium on Artificial Life and robotics*,Vol. 1,(2000),pp. 120-123.
- [ 8 ] 山崎和子: 「ミニチュア経済in コンピュータ」への小さなアプローチグループ研究「新分野の開拓」小グループ「経済物理学」第1 回研究会発表会発表原稿集(2000)pp.19-54 発行総合研究大学院大学
- [ 9 ] 山崎和子: 「ミニチュア経済in コンピュータ」への小さなアプローチ、動的環境下での進化学習システムグループ研究「新分野の開拓99」 論文集(2000)pp.70-79 発行総合研究大学院大学教育研究交流センター
- [ 10 ] Yamasaki,K. and Sekiguchi,M.: Dynamic Environment adds the Various Aspects for the Adaptation of the Organism From Animals to Animats : *Proceedings of Sixth International Conference on The Simulation of Adaptive Behavior* (2000)pp.254-263 ISBN0-9704673-0-3(Paris, France)

- [ 11 ] Yamasaki,K.and Sekiguchi,M.: A Clue to the Riddle is a Big Dimension of the Adaptation Space Proceedings of 2000 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications Vol.1 (2000)pp.177-180 ISBN 3-933592-84-4(Dresden, Germany)
- [ 12 ] 山崎和子and 関口益照：動的環境下での進化学習システムの特徴と適応のメカニズムコンピュータソフトウェアVol.17 No.6 Nov.2000 pp.26-42 ISSN 0289-6540 (ソフトウェア科会論文誌)
- [ 13 ] Yamasaki,K.and Sekiguchi,M.: The Crossover from "Learning and Evolution" to "Evolution" Proceedings of the Third Asia-Pac Conference on Simulated Evolution and Learning (2000)pp.2821-2826 IEEE 00CH37141C ISBN 0-7803-6459-7(Nagoya, Japan)
- [ 14 ] Yamasaki,K.and Sekiguchi,M.: The Cooperation of two Time-scale's Adaptation in Dynamical Environment Proceedings of the First International Conference on Information(2000)pp.71-72 ISBN 4-901329-00-6 (Fukuoka, Japan)
- [ 15 ] 山崎和子：動的環境下での適応の持つ多目的最適化の側面第9回マルチ・エージェントと協調計算ワークショップオンライン予稿集 <http://www.kecl.ntt.co.jp/csl/ccrg/events/macc2000/contents.html> (2000年12月) ソフトウェア科学会
- [ 16 ] Yamasaki,K.: The problems under the dynamic environments need the consideration of the evaluation standard between the environments that are changing. Proceedings of the Sixth International Symposium on Artificial Life and Robotics Vol.2 ISBN4-9900462-1-8 (Jan. 2001)
- [ 17 ] 山崎和子：動的最適化問題が含むべき2つの設定第13回自律分散システム・シンポジウムp.383-388 SY0002/00/0000-0383 計測自動制御学会 (2001年1月)

# Journal of Tokyo University of Information Sciences

Reprinted from Vol.5 No.1

## Symposium

- Kenichiro Ishii  
Computers and Humans Coming Together  
- Understanding and Approaching Humans - 1
- Yasuo Kinouchi, Toshimitsu Onuma, Hidemi Ishibashi, Yuuichi Tamura  
Naoki Matsumoto, Tomokazu Sasho, and Shoji Inabayashi  
An Architecture of an Information Processing System Based on Image Reactions  
- From Digital Processing to Image Reactions - 9
- Kazuko Yamasaki  
Adaptation of Agents against the Dynamic Environments 23
- Masahiro Mizutani, Takahiro Ohmori, Nobuko Kishi, and Takahide Ogawa  
On the Amount of Japanese Webpages Estimated by Means of Web Search Engines 33
- Fumikazu Iseki, Hidefumi Kobatake, Hironobu Omatsu, and Ryutaro Kakinuma  
Extraction of 3D Structure in Lung Area from Chest X-ray CT Images. 47
- Ichiro Tagoshima, Fumio Masuda, Atsuo Takei, Keitarou Hara, Shin'ichi Okamoto,  
Chie Tanaka, and Yasuki Shirakawa  
Development of 3-Dimensional Global Dispersion Model  
for Simulating Atmospheric Trace Substances 57
- Shin'ichi Okamoto, Keitarou Hara, Atsuo Takei, and Fumio Masuda  
A Study on Numerical Methods for Air Quality Simulation 65
- Shin'ichi Okamoto, Keitarou Hara, Fumio Masuda, and Atsuo Takei  
A Study on the Atmospheric Dispersion over Complex Terrain 73
- N.W.Harvey and V.Chantawong  
Adsorption of Heavy Metals by Ballclay:  
their Competition and Selectivity 79
- A.Wangkiat, H.Garivait, N.W.Harvey, and S.Okamoto  
Application of CMBs Model for Source  
Apportionment in Bangkok Metropolitan Area 87



2001.8

Published by Tokyo University of Information Sciences